

# Fusion de données gammagraphiques et ultrasonores

Stéphane Gautier<sup>1,2</sup>, Jérôme Idier<sup>2</sup>, Ali Mohammad-Djafari<sup>2</sup>, Blandine Lavayssière<sup>1</sup>

1 : EDF-DER, Service Ensembles de Production, 6 quai Watier, F 78401 Chatou Cedex. Stephane.Gautier@der.edf.gdf.fr

2 : Laboratoire des Signaux et Systèmes (CNRS / ESE / UPS), Supélec, Plateau de Moulon, F 91192 Gif sur Yvette Cedex

## RÉSUMÉ

Nous proposons une méthode de fusion pour obtenir une image tridimensionnelle d'un objet à partir de gammagraphies et d'échographies. Ces deux jeux de données apportent des informations complémentaires et sont reliés à l'objet par des paramètres indépendants : l'atténuation pour la gammagraphie et la réflectivité pour les ultrasons. Dans le cadre bayésien retenu, nous montrons que le cœur du processus de fusion réside dans l'introduction d'un modèle *a priori* joint pour l'atténuation et la réflectivité. Ainsi, la construction de ce modèle et l'estimation conjointe qui en découle constituent la principale contribution de ce travail. Les résultats de traitements de données réelles montrent l'intérêt de cette méthode par rapport à une approche séquentielle.

## 1 Introduction

L'objectif du travail présenté est le développement d'une méthode de fusion pour obtenir une image tridimensionnelle d'une pièce métallique à partir de données ultrasonores et gammagraphiques. Concrètement, nous nous intéressons au contrôle non destructif de pièces en acier austéno-ferritique. Les conditions de contrôle en gammagraphie sont telles que la source est obligatoirement située au-dessus de la pièce ; de plus, l'incidence du rayonnement est réduite car la source n'émet que dans un cône d'angle limité au sommet à 20 degrés. Compte tenu de ces conditions expérimentales, les radiogrammes contiennent des informations selon les directions latérales mais fournissent peu d'informations selon la direction verticale. Pour combler ce déficit, nous proposons de recueillir des échogrammes à la surface supérieure de la pièce, avec un capteur ultrasonore à incidence normale. Ces échos sont sensibles aux discontinuités horizontales dans la pièce et fournissent donc des informations selon la direction verticale. Ainsi, les mesures gammagraphiques et ultrasonores possèdent chacune des qualités de résolution selon des directions différentes : elles sont complémentaires (*cf.* figure 1).

Notre problème de fusion présente des analogies avec une situation rencontrée en imagerie biomédicale, où l'on cherche à fusionner des données obtenues par imagerie de positons (PET) et par résonance magnétique. Dans une optique de fusion, l'imagerie PET et l'IRM peuvent être respectivement comparées à la gammagraphie et l'échographie. Dans cette perspective, il semble qu'un processus de fusion séquentiel soit le plus souvent envisagé [4]. Les données IRM sont tout d'abord traitées pour obtenir des informations sur les ruptures. Puis, une carte d'activité est reconstruite à partir des données PET.

## ABSTRACT

This work deals with the three dimensional reconstruction from X-ray and ultrasonic images. Such an issue belongs to the field of data fusion since the data provide complementary information. The two sets of data are independently related to two sets of parameters: X-ray attenuation and ultrasonic reflectivity. The fusion problem is addressed in a Bayesian framework; the kingpin of the task is then to define a joint prior model for both attenuation and reflectivity. Dealing with the joint prior model, we propose to correlate the derivative of the attenuation and the reflectivity. Processing examples demonstrate the validity of the fusion approach and the proposed method is robust towards mismatching of the two sets of data.

Pour notre part, il nous semble essentiel de traiter conjointement les deux jeux de données afin de tirer le meilleur profit de la complémentarité des données. Dans un premier temps, nous montrons la spécificité de ce problème de fusion. Puis, nous exposons la méthode de fusion proposée. Les deux jeux de données sont reliés à l'objet par deux jeux de paramètres indépendants : l'atténuation pour la gammagraphie et la réflectivité pour les ultrasons que nous proposons d'estimer conjointement. Enfin, des résultats de traitements de données réelles sont présentés.

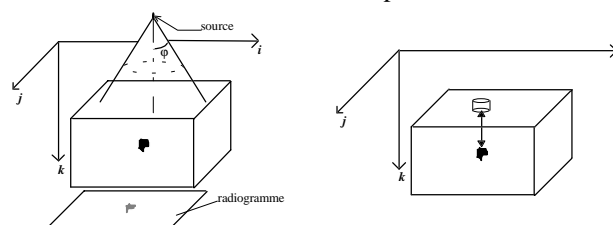


Fig. 1 : configurations des contrôles par gammagraphie et ultrasons

## 2 Spécificité de la fusion

Nous optons pour une approche bayésienne. Formellement, le problème peut alors être considéré comme l'estimation d'un objet  $o$ , observé indirectement par deux systèmes de mesure, délivrant les données  $d_1$  et  $d_2$ . Le calcul des données à partir d'un objet connu est appelé *problème direct*. Pour les deux jeux de données, on définit des modèles d'observation  $M_1$  et  $M_2$  qui décrivent les problèmes directs correspondants.

L'estimation de l'objet inconnu nous amène à résoudre un *problème inverse* : à partir des données observées, on cherche à obtenir l'objet. Il s'agit ici d'un *problème mal-posé* dans la mesure où l'existence, l'unicité et la stabilité de la

solution ne sont pas assurées. Dès lors, pour obtenir une solution acceptable, il faut apporter des informations *a priori* sur l'objet recherché : le problème doit être régularisé [3]. Dans l'approche bayésienne, ces informations sont introduites *via* une loi de probabilité *a priori* sur l'objet  $p(\mathbf{o})$ . L'ensemble des informations disponibles sur l'objet est alors contenu dans la loi jointe  $p(\mathbf{o}, \mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2; \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2)$ , qui est obtenue par la règle de Bayes :

$$p(\mathbf{o}, \mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2; \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2) = p(\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2 | \mathbf{o}; \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2) p(\mathbf{o}).$$

Cette loi dépend à la fois des données, *via* la vraisemblance  $p(\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2 | \mathbf{o}; \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2)$ , et des informations *a priori*, au travers de la densité *a priori*  $p(\mathbf{o})$ . Dans la mesure où les données sont obtenues séparément, la vraisemblance des données est séparable et la loi jointe s'exprime selon :

$$p(\mathbf{o}, \mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2; \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2) = p(\mathbf{d}_1 | \mathbf{o}; \mathbf{M}_1) p(\mathbf{d}_2 | \mathbf{o}; \mathbf{M}_2) p(\mathbf{o}).$$

Concrètement, nous désirons surtout obtenir une solution au problème inverse : on définit alors un estimateur ponctuel, à partir de la distribution *a posteriori*  $p(\mathbf{o} | \mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2; \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2)$ . Nous retiendrons en particulier l'estimateur du maximum *a posteriori* (estimateur MAP) qui, comme son nom l'indique, est l'estimateur qui maximise cette distribution.

L'approche bayésienne permet donc, au moins formellement, de fusionner différentes sources d'information, en l'occurrence plusieurs jeux de données. Comme pour tout autre problème inverse d'imagerie, il reste à définir les modèles directs, les relations entre les mesures, le modèle *a priori* etc..., le tout en veillant à obtenir un algorithme d'un coût raisonnable.

À la lecture de ce qui précède, on pourrait penser que la simple utilisation de la règle de Bayes enlève toute spécificité à ce problème de fusion ; ainsi, par rapport à un problème d'inversion classique, la règle de Bayes gommerait toute difficulté supplémentaire qui aurait pu être introduite par la fusion. En fait, il subsiste bien une difficulté propre au problème de fusion.

En effet, l'« objet », dont nous avons laissé la définition en suspens, désigne ici deux « sous-objets »  $\mathbf{o}_1$  et  $\mathbf{o}_2$ , qui sont les cartes d'atténuation gamma et de réflectivité ultrasonore. Cette définition est nécessaire à la prise en compte directe des modèles d'observation  $\mathbf{M}_1$  et  $\mathbf{M}_2$ . Les deux sous-ensembles de paramètres sont caractéristiques du même objet mais représentent des quantités physiques différentes. De ce point de vue, notre étude se distingue d'autres problèmes de fusion pour lesquels, certes différentes sources d'informations sont utilisées, mais les paramètres estimés sont physiquement homogènes. Dans notre cas, chaque modèle direct relie un jeu de paramètres  $\mathbf{o}_i$  à un jeu de données  $\mathbf{d}_i$ . La loi jointe est alors donnée par :

$$p(\mathbf{o}, \mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2; \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2) = p(\mathbf{d}_1 | \mathbf{o}_1; \mathbf{M}_1) p(\mathbf{d}_2 | \mathbf{o}_2; \mathbf{M}_2) p(\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2).$$

En conséquence, la définition d'un modèle *a priori* implique la recherche d'un lien entre l'atténuation et la réflectivité. En effet, cette modélisation ne saurait se réduire à une modélisation indépendante des deux sous-objets : dans ce cas,  $\mathbf{o}_1$  et  $\mathbf{o}_2$  seraient estimés séparément et le problème de fusion disparaîtrait. Le cœur de la fusion se situe donc au niveau de la définition d'un modèle conjoint  $p(\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2)$  qui relie les deux « sous-objets ».

En l'absence d'un modèle physique reliant  $\mathbf{o}_1$  et  $\mathbf{o}_2$ , la spécification d'un lien entre l'atténuation et la réflectivité constitue une difficulté essentielle de notre travail.

### 3 Méthode de fusion jointe

La définition d'un modèle *a priori* conjoint pour l'atténuation et la réflectivité permet d'estimer conjointement ces deux quantités. La solution conjointe est obtenue en minimisant un critère composite qui dépend à la fois de la vraisemblance pour l'ensemble des deux jeux de données et d'un terme qui tient compte du modèle *a priori* conjoint sur l'atténuation et la réflectivité. Après avoir présenté les modèles directs retenus pour chaque système d'imagerie et la forme générale de l'estimateur joint nous discutons de la définition du modèle *a priori*. Enfin, nous donnons des précisions sur l'algorithme de minimisation retenu.

Notons  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{r}$  la réflectivité  $\mathbf{y}$  les gammagraphies et  $\mathbf{z}$  les traces ultrasonores. Chaque jeu de données est relié à la pièce par une fonction selon les modèles directs  $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b}$  et  $\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{r} + \mathbf{n}$  ; l'opérateur  $\mathbf{A}$  est une matrice de projection et  $\mathbf{H}$  symbolise une matrice de convolution. Les bruits  $\mathbf{b}$  et  $\mathbf{n}$  représentent les erreurs de mesure et de modélisation ; ils sont supposés blancs, gaussiens et indépendants de  $\mathbf{x}$  et  $\mathbf{r}$  ; de plus, comme les données sont obtenues séparément, nous supposons qu'ils sont indépendants.

L'estimateur retenu est alors défini par :

$$(\hat{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{r}}) = \arg \min_{(\mathbf{x}, \mathbf{r})} \left\{ \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|^2 + \beta \|\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{r}\|^2 + U_{\text{FU}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \right\},$$

où  $\beta$  est un hyperparamètre dont la valeur dépend de la confiance relative accordée à chaque jeu de données ;  $U_{\text{FU}}(\mathbf{x}, \mathbf{r})$  permet d'établir un lien *a priori* entre l'atténuation et la réflectivité et correspond au modèle *a priori* joint.

La recherche de modèles *a priori* se fonde sur de simples informations qualitatives. Nous pouvons considérer que l'atténuation de l'objet est constituée de zones homogènes (l'acier et d'éventuels défauts). De plus, comme les réflectivités représentent les discontinuités selon la direction verticale et que l'objet se présente sous forme de zones homogènes, on peut penser que la plupart des réflectivités sont nulles. En ce qui concerne le lien entre l'atténuation et la réflectivité, nous pouvons supposer qu'une grande réflectivité peut être associée à un saut dans l'atténuation selon la direction verticale ; de plus, à l'intérieur d'une même zone pour l'atténuation, les réflectivités devraient être très petites. De telles informations sur les liens entre  $\mathbf{x}$  et  $\mathbf{r}$  peuvent être intégrées en cherchant à corrélérer la réflectivité et la dérivée verticale de l'atténuation.

Ainsi, nous retenons la forme générale suivante pour le potentiel joint :

$$U_{\text{FU}}(\mathbf{x}, \mathbf{r}) \propto \lambda_{\text{GA}} \sum_{(s,t) \in H} \rho_{\text{GA}}(x_s - x_t) + \lambda_{\text{RAP}} \sum_{s \in S} \rho_{\text{RAP}}(x_s - 1) \\ + \lambda_{\text{FU}} \sum_{i,j,k} \rho_{\text{FU}}(x_{i,j,k+1} - x_{i,j,k}, r_{i,j,k}),$$

où  $H$  est l'ensemble des cliques horizontales (ensembles de sites voisins selon la direction horizontale) dans l'objet. Les

différentes fonctions  $\rho_{GA}$  et  $\rho_{RAP}$  tiennent respectivement compte de l'homogénéité de l'atténuation selon les directions latérales et de la prépondérance de l'acier dans l'objet : elles peuvent être choisies parmi les fonctions régularisantes proposées dans [2] ou [8]. La fonction bivariable  $\rho_{FU}(u, r)$  permet de modéliser le caractère impulsionnel des réflectivités et de corrélérer l'atténuation et la réflectivité : elle constitue donc la clé du potentiel joint.

Comme l'originalité de notre travail réside dans l'établissement d'un lien entre l'atténuation et la réflectivité, nous insistons plus particulièrement sur le choix de la fonction  $\rho_{FU}(u, r)$ .

Afin de relier la dérivée de l'atténuation et la réflectivité, une première idée consiste à définir la fonction  $\rho_{FU}$  selon  $\rho_{FU}(u, r) = \rho(|u| - \alpha|r|)$ , où  $\rho$  est une fonction régularisante scalaire. Cependant, de telles fonctions entraînent des problèmes d'échelle entre  $x$  et  $r$  et le choix de  $\alpha$  pourrait se révéler difficile. C'est pourquoi, nous nous intéressons à des fonctions qui introduisent un lien plus flexible entre l'atténuation et la réflectivité.

Nous pouvons par exemple étendre la quadratique tronquée [1] au cas bivariable, en retenant :

$$\rho_{FU1}(u, r) = \min(u^2 + \alpha^2 r^2, T).$$

Cette fonction est quadratique tant que la somme  $u^2 + \alpha^2 r^2$  est inférieure à  $T$  ; en dehors de cette zone, elle est constante (cf. fig. 2). Le paramètre  $\alpha$  permet d'adapter le modèle à différentes échelles entre  $x$  et  $r$  ;  $T$  représente le seuil à partir duquel un saut dans l'atténuation et la réflectivité est autorisé. Ce modèle possède certaines des propriétés recherchées. En effet, lorsque les variables sont suffisamment petites, l'effet de lissage de la quadratique est efficace et parallèlement de grandes valeurs pour les variables ne sont pas trop pénalisées. Cependant, les corrélations introduites dans ce modèle sont sans doute trop fortes pour obtenir une méthode robuste vis-à-vis de problèmes de recalage géométrique entre les deux jeux de données.

En effet, une étude préalable [6] nous a permis de montrer qu'il est souhaitable d'adapter la complexité du modèle retenu à la richesse des données ; ainsi, compte tenu du faible contenu informationnel des données et du souhait d'obtenir une méthode robuste vis-à-vis du choix des hyperparamètres  $\lambda$ , nous souhaitons obtenir un potentiel convexe et choisissons des fonctions  $\rho$  convexes. En particulier, nous recherchons une fonction qui introduise des liens plus lâches que la fonction  $\rho_{FU1}$ .

En nous inspirant de la fonction hyperbolique scalaire, nous définissons la fonction bivariable hyperbolique :

$$\rho_{FU2}(u, r) = \sqrt{T^2 + u^2 + (\alpha r)^2}.$$

Cette fonction est quadratique lorsque  $u$  et  $r$  sont suffisamment petits et conique pour de grandes valeurs de l'une ou l'autre des variables (cf. fig. 2). Ainsi, les événements rares tels qu'une rupture dans l'atténuation ou une grande réflectivité sont pénalisés avec mesure. Le paramètre  $T$  permet de dilater ou de réduire la zone quadratique. On peut alors introduire des corrélations plus ou moins fortes entre  $u$  et  $r$  : ainsi, plus  $T$  est grand, plus les

variables sont décorrélatées (à l'extrême, lorsque  $T$  tend vers l'infini,  $u$  et  $r$  sont indépendants). Le choix du paramètre  $\alpha$  adapte le modèle à différentes échelles entre  $u$  et  $r$ . Enfin, il est facile de montrer que cette fonction bivariable est conjointement convexe en  $(u, r)$ .

Finalement, le potentiel  $U_{FU}$  est défini par :

$$U_{FU}(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \lambda_{GA} \sum_{(s,t) \in H} \sqrt{T_{GA}^2 + (x_s - x_t)^2} + \lambda_{RAP} \sum_{s \in S} |x_s - 1|^{p_{RAP}} + \lambda_{FU} \sum_{i,j,k} \sqrt{T_{FU}^2 + (x_{i,j,k+1} - x_{i,j,k})^2} + \alpha^2 r_{i,j,k}^2,$$

et  $\beta$ ,  $\lambda_{GA}$ ,  $T_{GA}$ ,  $\lambda_{RAP}$ ,  $p_{RAP}$ ,  $\lambda_{FU}$ ,  $T_{FU}$  et  $\alpha$  sont des hyperparamètres. Les valeurs des hyperparamètres sont choisies empiriquement. Le critère à minimiser est globalement convexe en  $\mathbf{x}$  et  $\mathbf{r}$  ; la solution est alors obtenue par un algorithme de descente du type gradient conjugué mixte.

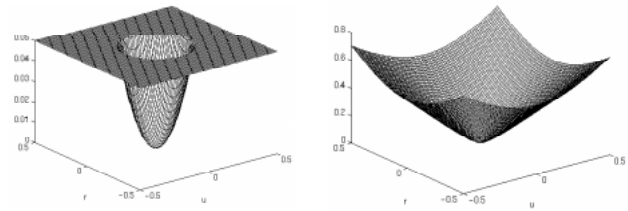


Fig. 2 : Quadratique tronquée étendue au cas bivariable (à gauche) et fonction hyperbolique bivariable (à droite)

## 4 Résultats de traitements

Nous nous intéressons au contrôle d'un bloc en acier austéno-ferritique qui possède un "défaut" électro-érodé connu. Les données gammagraphiques utilisées pour les traitements sont obtenues selon les conditions de contrôle indiquées en introduction ; les trois positions de sources sont telles que le défaut est "observé" de biais par la droite.

Afin de concentrer l'étude des résultats à la méthode de fusion, il est nécessaire de faire abstraction des problèmes de recalage géométrique entre les deux jeux de données et des difficultés liées à l'identification de l'ondelette ultrasonore (cf. [7] dans ce recueil). C'est pourquoi, les données ultrasonores utilisées ici sont simulées selon le modèle de convolution. La séquence initiale possède un pic unique au niveau du bord supérieur du défaut (cf. fig. 5a). Le noyau de convolution est passe-bas (ondelette de Ricker). Un exemple de trace est donné figure 5b (RSB de 0dB).

Les résultats présentés pour l'atténuation sont des coupes transversales des volumes reconstruits. Notons que comme l'objet est vu de biais par les gammagraphies, il est normal que le défaut reconstruit soit légèrement incliné. De plus comme l'incidence est réduite, le défaut reconstruit à partir des seules gammagraphies est très allongé selon la direction verticale (cf. figure 4b).

Dans un premier temps, on peut étudier la méthode de fusion globale lorsque le recalage est parfait. On constate

l'apport incontestable de la fusion (cf. fig. 4b et 4c). La réflectivité restituée est effectivement corrélée à l'atténuation : ainsi, elle contient même des informations sur le bas du défaut (cf. fig. 5c) qui n'étaient pas présentes dans les traces ; ce second pic correspond à la rupture basse dans la reconstruction de l'atténuation. Lorsque le recalage est erroné, la reconstruction de l'atténuation n'est pas de qualité sensiblement inférieure à celle obtenue à partir des seules gammagraphies (cf. fig. 4d et 4b), ce qui atteste de la robustesse de la méthode vis-à-vis de problèmes de recalage entre jeux de données. Enfin, la méthode proposée se montre plus robuste qu'une méthode de fusion séquentielle [5] qui s'apparente à une prise de décision répartie (cf. fig. 4d et 4e).

Enfin, le choix empirique des hyperparamètres n'est pas un problème critique dans la mesure où la méthode est peu sensible à leurs variations. Pour l'ensemble des résultats présentés ci-dessus :  $\lambda_{GA} = 10$ ,  $T_{GA} = 0.005$ ,  $\lambda_{RAP} = 2.5$ ,  $p_{RAP} = 1.1$ ,  $\lambda_{FU} = 10$ ,  $T_{FU} = 0.005$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 60$ .

## 5 Conclusion

Nous avons proposé une méthode de fusion de données gammagraphiques et ultrasonores qui traite conjointement les deux jeux de données. Les résultats obtenus montrent l'intérêt de la démarche proposée. Dans le cas d'un recalage parfait, l'apport de la fusion est incontestable. De plus, cette approche se montre robuste vis-à-vis du recalage, tout particulièrement si elle est comparée à une méthode de fusion séquentielle. Pratiquement, nous retenons comme résultat de fusion globale la reconstruction tridimensionnelle de l'atténuation : cette estimation permet d'obtenir une meilleure représentation de l'objet que la réflectivité qui apparaît comme un sous-produit de la méthode globale.

Cette méthode peut s'étendre à d'autres domaines comme l'imagerie biomédicale [9]. On peut d'ailleurs penser que la difficulté soulevée par l'introduction d'interactions entre des quantités physiques différentes, qui ne sont pas reliées par un modèle physique, est constitutive d'une classe de problèmes à part entière dans le domaine de la fusion, au même titre que la fusion de décisions en analyse multi-capteurs.

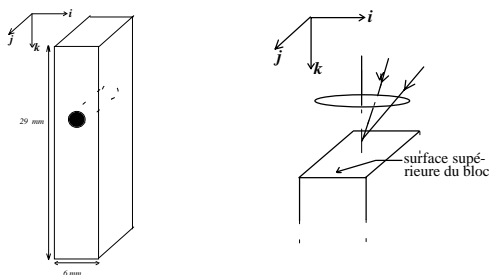


Fig. 3 : pièce inspectée et positions des sources.

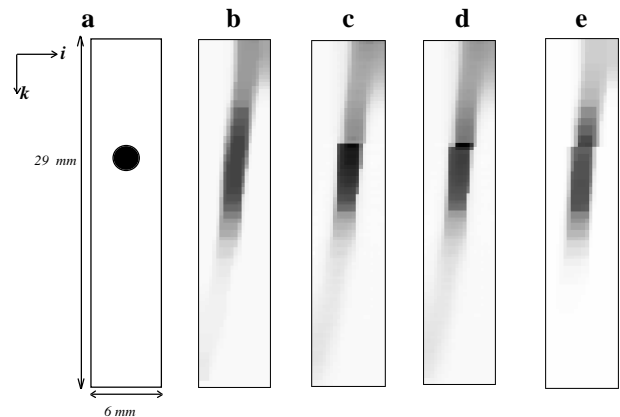


Fig. 4 : Coupes transversales de l'atténuation reconstruite. a : coupe idéale ; b : reconstruction à partir des seules gammagraphies ; c : fusion globale, cas d'un recalage "parfait" ; d : fusion globale, cas d'un recalage "imparfait" (données ultrasonores décalées vers le bas) ; e : fusion séquentielle, cas d'un recalage imparfait.

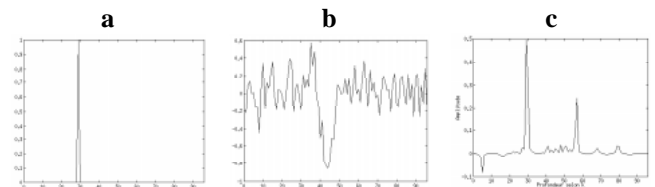


Fig 5 : a : réflectivité initiale ; b : exemple de trace ; c : réflectivité restituée.

## Bibliographie

- [1] A. Blake, A. Zisserman. *Visual Reconstruction*. Cambridge, MA, MIT Press, 1987.
- [2] C. Bouman, K. Sauer. A generalized gaussian image model for edge-preserving MAP estimation. *IEEE Trans. Image Processing*, vol.2:296-310, 1993.
- [3] G. Demoment. Image reconstruction and restoration: overview of common estimation structures and problems. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 38:2024-2036, 1989.
- [4] J. A. Fessler, N. H. Clinthorne, W. L. Rogers. Regularized emission image reconstruction using imperfect side information. *IEEE Trans. Nuclear Science*, vol. 39 : 1464-1471, 1992.
- [5] S. Gautier, G. Le Besnerais, A. Mohammad-Djafari, B. Lavyssière. Vers la fusion de données gammagraphiques et ultrasonores. *Actes 15ième Coll. GRETSI*, pp. 869-872, 1995.
- [6] S. Gautier. *Fusion de données gammagraphiques et ultrasonores. Application au contrôle non destructif*. Thèse de Doctorat; Université de Paris-Sud, Centre d'Orsay, 1996.
- [7] S. Gautier, J. Idier, F. Champagnat, A. Mohammad-Djafari, B. Lavyssière. Traitement d'échogrammes ultrasonores par déconvolution aveugle. *Actes 16ième Coll. GRETSI*, 1997.
- [8] D. Geman, G. Reynolds. Constrained restoration and the recovery of discontinuities. *IEEE Trans. Pattern Analysis, Machine Intelligence*, vol. 14 : 367-383, 1992.
- [9] Y. Zhang, J. A. Fessler, N. H. Clinthorne, W. L. Rogers. Incorporating MRI region information into SPECT reconstruction using joint estimation. *Proc. Int. Conf. ASSP*, Detroit, Michigan, 1995.